

交通标志识别的定性映射模型

王莎莎,冯嘉礼

(上海海事大学 信息工程学院,上海 201306)

摘要: 采用属性论方法建立交通标志的定性映射模型,利用此模型结合转化程度函数,对交通标志进行识别。实验结果表明,定性映射在交通标志识别领域具有一定的应用价值。

关键词: 定性映射;转化程度函数;轮廓特征

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2012)07-0077-02

Qualitative mapping model of traffic sign recognition

Wang Shasha, Feng Jiali

(College of Information Engineering, Shanghai Marine University, Shanghai 201306, China)

Abstract: In this paper, use the knowledge associate with attribute theory to build qualitative mapping model to identify. Experimental results show that the method proposed in this paper is fast and easy, meanwhile it specifies qualitative mapping still has application value in pattern recognition field.

Key words: qualitative mapping; conversion degree function; profile feature

交通标志识别作为智能交通系统的重要组成部分^[1],20世纪80年代首先在发达国家兴起,目前国内外有关交通标志识别的研究很多都涉及到基于神经网络、模板匹配、颜色匹配等方法。本文针对交通标志的识别环节,首次利用定性映射之差定义的小波^[2],提取图像轮廓特征向量,建立交通指示标志的定性映射模型,利用定性映射与转化程度函数对其进行模糊识别。

1 系统处理流程

交通标志的识别流程如图1所示。本文所要构建的交通标志识别的定性映射模型,首先是对图像进行预处理,得到形状特征向量,通过不断学习,建立6种指示标志的定性映射模型。识别过程中,通过定性映射模型和转化程度函数,找出待识别标志所属类型或最接近类型。

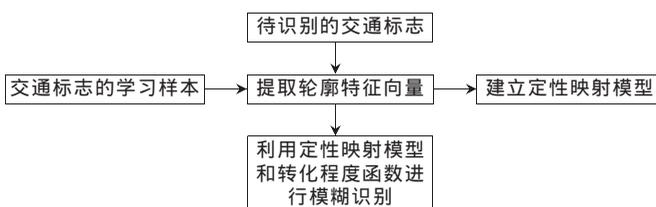


图1 交通指示标志识别流程

2 属性论方法识别交通标志

事物只有通过属性才能反映其自身,以及和其他事物之间的关系,所以属性是人们区别不同事物的标志或基准。交通指示标志有其自身的形状特征属性^[5],通过定性映射模型和转化程度函数就能找到与之对应的类型。

2.1 交通标志识别的定性映射模型^[3-4]

在通常的专家系统中,最简单的性质命题判断操作是逻辑语句为 $\text{If } x \in [\alpha, \beta], \text{ then } p(u), \text{ else } \neg p(u)$ 。若将定性基准 $[\alpha, \beta]$ 作为一个调控自变量 x 变化范围的参变量,则性质命题判断可表达为下述映射形式:

定义1 设 $a(u)$ 是对象 u 的某个属性, $x \in X \subseteq R$ 是属性 $a(u)$ 的一个量值, $p(u) \in P_0$ 是属性 $a(u)$ 的某个性质, $[\alpha, \beta] \in \Gamma$ 是性质 $p(u)$ 的定性基准,则称映射 $\tau: X \times \Gamma \rightarrow \{0, 1\} \times P_0$, 记:

$$\tau(x, [\alpha, \beta]) = \tau(x \in [\alpha, \beta]) = \tau(x) p_i(u) = \begin{cases} p_i(u) & x \in [\alpha, \beta] \\ \neg p_i(u) & x \notin [\alpha, \beta] \end{cases} \quad (1)$$

为 $p(u)$ 的定性映射。 τ 又可以称为属性 $a(u)$ 的量-质特征转化算子。式(1)又可表示为:

$$\tau_p(x, [\alpha, \beta]) = \begin{cases} 1 & x \in [\alpha, \beta] \\ 0 & x \notin [\alpha, \beta] \end{cases} \quad (2)$$

技术与方法 Technique and Method

为了刻画量特征值 x 的变化超过质 $p(u)$ 的定性基准 $[\alpha, \beta]$ 时, u 的性质从 $p(u)$ 变为另一种性质 $q(u)$ 的现象, 本文将该变化归结为两个相应定性映射之差, 并由此诱导出一个 Haar 小波。

定义 2 设 $a(u)$ 是事物 u 的一个属性, $p(x)$ 是以 $[\alpha, \beta]$ 为基准的性质, $[\alpha, \beta] = [\alpha_i, \beta_i] \cup [\alpha_j, \beta_j]$, 且 $p(x_0) = p_i(x) \nabla p_j(x)$, 其中 $p_i(x)$ 和 $p_j(x)$ 分别是 $[\alpha_i, \beta_i]$ 和 $[\alpha_j, \beta_j]$ 为基准的性质。可定义 x 从区间 $[\alpha_j, \beta_j]$ 进入 $[\alpha_i, \beta_i]$ 后, 其性质从 $p_j(x)$ 变为 $p_i(x)$, 导致其真值的变化记为:

$$\Delta \tau(x) = \tau_j^i(x) = \tau_i(x, [\alpha_i, \beta_i]) - \tau_j(x, [\alpha_j, \beta_j]) = \begin{cases} 0_i - 1_j & (x = x_0 + \Delta x) \in [\alpha_j, \beta_j] \\ 1_i - 0_j & (x = x_0 + \Delta x) \in [\alpha_i, \beta_i] \end{cases} \quad (3)$$

由式(3)得:

$$\psi(x) = \tau_j^i(x) = \tau_i(x, [\alpha_i, \beta_i]) - \tau_j(x, [\alpha_j, \beta_j]) = \begin{cases} 1_j & x \in [\alpha_i, \beta_i] \\ -1_j & x \in [\alpha_j, \beta_j] \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (4)$$

不难看出, 式(4)即为 Haar 小波, 如图 2 所示, 如果令 $\psi(y) = 2^{-m/2} \psi(2^m x)$, 则可得一个幅值缩小而频率加倍的离散小波。若再令 $\psi(z) = \psi(y - k) = 2^{-m/2} \psi(2^m x - n)$, 则可得一个带位移 n 的离散小波。如图 3 所示。

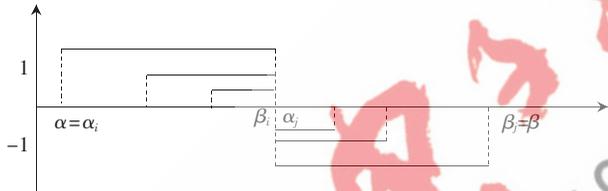


图 2 基准变换导致的性质变化及其诱导的离散波

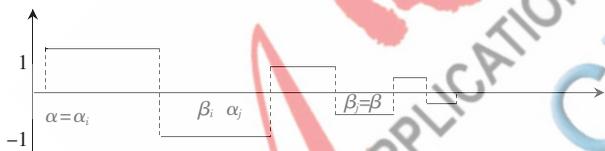


图 3 性质变换的真值映射表达的尺度变换和平移变换示意图

在对交通指示标志提取轮廓时, 首先对图像进行二值化、网格化^[4]预处理(每幅 90×90 的图像都被划分为 99 个小网格)。白色区域对应的定性基准就是 1(对应上述中的基准 $[\alpha_i, \beta_i]$), 而黑色区域对应的定性基准是 0(对应上述中的基准 $[\alpha_j, \beta_j]$)。由白色变换到黑色的定性基准边界区域就是黑白兼有的区域, 即做两个性质的定性基准之差, 这样可利用定性映射之差定义的小波^[8], 实现对图像的轮廓提取。从图 4 可以看出该方法的有效性。



图 4 图像的预处理过程图

本文以 6 种交通标志为例, 首先对 6 种指示标志的学习样本图像网格化, 统计每幅图像对应每个小网格中

像素值为 0 的个数 $x_{ij} (j=1, 2, 3 \dots 81)$, 通过对学习样本的不断学习, 就可以建立指示标志对应的形状特征向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2} \dots x_{i81})$, 向量中各元素 x_{ij} 的基准为 $[\alpha_j, \beta_j]$ 。利用属性论中定性映射的相关知识, 建立 6 种指示标志的形状特征的定性映射模型^[6]。

2.2 转化程度函数^[7]

因量不同而导致的质转化程度差异, 普遍存在于属性量—质转化之中, 故需要引入一个能刻画这种差异的概念—转化程度函数。

每幅待识别的图像都可以转化为 81 维的向量 x_i , 识别时, 将 x_i 与 6 种标志所对应的定性映射模型 V_{ik} 依次进行比较, 规定若 $x_{ij} \in [\alpha_{ik}, \beta_{ik}], \tau_p(x_{ij}) = 1; x_{ij} \notin [\alpha_{ik}, \beta_{ik}], \tau_p(x_{ij}) = 0;$

设 $m_{ik} = \sum_{j=1}^{81} \tau_p(x_{ij})$, 可用 $\eta_k(x_i) = \frac{m_{ik}}{n} (n=81, k=1, 2, 3, 4, 5, 6)$

作为转化程度函数, 用来衡量被识别模式与标准模式之间的相似度, 通过相似度调节, 就可以将待识别类别逐步模糊化, 达到模糊识别^[8]的目的。

3 仿真实验

本文分别利用上述方法与 BP 神经网络对 120 个样本进行学习(包含左转弯、右转弯、直行、鸣笛、靠右侧道路行驶, 直行和向左转弯 6 种标志各 20 个), 然后对 150 个待测样本(以上 6 种标志各 20 幅及其他标志)进行识别。以被污染的鸣笛标志为例, 其两种方法的结果分别如图 5 所示。



图 5 属性论方法与 BP 网络的对比结果图

表 1 为利用本文所提出的方法与 BP 神经网络对以上的训练图片和测试图片进行实验所得的结果。通过对比证明, 本文所提出的方法对交通标志的识别还是较好的。

表 1 实验对比结果

待测试图片类型和个数	属性论方法识别结果		BP 神经网络识别结果		
	标志数目	识别个数	识别率	识别个数	识别率
左转弯	20	18	90	15	75
右转弯	20	18	90	16	80
直行	20	16	80	14	70
鸣笛	20	17	85	11	55
直行和向左转弯	20	18	90	13	65
靠右侧道路行驶	20	17	85	11	55

本文利用属性论中定性映射与定性基准变换的相关知识建立交通指示标志的定性映射模型, 并结合转化程度函数对交通指示标志进行模糊识别。并用 BP 神经网络的方法做了对比, 实验证明了这种模型的合理性、有效性。今后可在下述方面进行一些研究:(1) 由于本

技术与方法 Technique and Method

文的实验对象主要是针对标准图或者出现某种局部损伤的图像,今后可以在实景图中进行交通标志的识别;(2)对已实现的算法做进一步的优化工作,争取达到更好的结果;(3)本文所提出的交通标志识别还有待于在实践中不断完善和改进。

参考文献

- [1] 方敏,李福才.流行学习在交通标志识别中的应用研究[D].西安:西安电子科技大学,2010.
- [2] 冯嘉礼.思维与智能科学中的性质论方法[M].北京:原子能出版社,1990.
- [3] 冯嘉礼.感知和判断中的基准变换及其性质坐标分析法[J].广西科学,1994,1(4):6-13.
- [4] 李文佩.基于定型映射和转化程度函数的汉字识别[D].上海:上海海事大学,2004.
- [5] Feng Jiali. Attribute network computing based on qualitative mapping and its application in pattern recognition[J]. Journal of Intelligent and Fuzzy System, 2008(19):243-258.
- [6] Feng Jiali. Qualitative mapping model of pattern recognition, rough sets and knowledge technology[R]. LNAI 5009, Spriger: 636-643
- [7] 冯嘉礼.定性映射、基准变换、转化程度函数、人工神经元和集合模糊化[J].模糊数学与系统,2004(18):53-56.
- [8] 周岩炎,冯嘉礼.基于定性映射的数字音频水印算法[J].广西师范大学学报,2011,29.

(收稿日期:2011-11-11)

作者简介:

王莎莎,女,1987年生,硕士,主要研究方向:模式识别与智能系统。

冯嘉礼,男,1948年生,教授,主要研究方向:属性论。